

基于改进 YOLOv5s 的输电通道下的 烟雾识别

刘 昶¹, 孟 琳^{1,2}, 焦良葆^{1,2}, 黄国恒¹, 吴继薇¹

(1. 南京工程学院 人工智能产业技术研究院, 南京 211167;

2. 江苏省智能感知技术与装备工程研究中心, 南京 211167)

摘要: 针对输电通道下出现火灾险情而难以及时发现问题, 能够在火灾初期发现形状不规则且稀薄的烟雾的产生, 对于险情的控制具有重要作用; 为解决此问题, 提出了改进 YOLOv5s 网络的烟雾识别算法; 该方法通过在 YOLOv5s 模型中引入卷积注意力模块 (CBAM), 提高了对外轮廓并不明显的烟雾的特征提取能力; 同时引入 CARAFE 特征上采样算法, 扩大感知域, 利用图片中的其他信息帮助捕捉烟雾的深层特征; 为捕捉到图像中目标较小的烟雾形态, 利用 FReLU 替换原有激活函数 SiLU, 用二维漏斗激活函数, 在引入少量计算和过拟合风险的情况下对网络空间中的不敏感信息进行激活, 进而改善视觉任务; 实验结果表明, 该项目改进后的检测效果相对于原始 YOLOv5s 网络中的查准率提高了 6.8%, 查全率提高了 2.8%, 平均精度均值提高了 2.3%, 检测精度提升较为明显, 更有利于应用于实际情况下的烟雾检测。

关键词: 输电通道; 机器视觉; 深度学习; 注意力模块; YOLOv5s

Smoke Recognition Under Transmission Channel Based on Improved YOLOv5s

LIU Chang¹, MENG Lin^{1,2}, JIAO Liangbao^{1,2}, HUANG Guoheng¹, WU Jiwei¹

(1. AI Industrial Technology Research Institute, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China;

2. Jiangsu Intelligent Perception Technology and Equipment Engineering Research Center, Nanjing 211167, China)

Abstract: In response to the challenge of detecting fire hazards in power transmission corridors in a timely manner, especially in the early stages of a fire when irregular and thin smoke is difficult to be detected, which is of great significance for controlling dangerous situations. To solve this issue, an improved smoke recognition algorithm for YOLOv5s network is proposed. A Convolutional Block Attention Module (CBAM) is introduced into the YOLOv5s model to extract the features of smoke with less distinct outlines. Additionally, the CARAFE feature upsampling algorithm is incorporated to expand the perception field and leverage other image information for capturing deep smoke features. To capture smaller smoke patterns in the images, the Sigmoid Linear Unit (SiLU) is replaced with the original activation function Funnel ReLU (FReLU), a two-dimensional funnel-shaped activation function is used to activate insensitive information in the network space while introducing minimal computational overhead and overfitting risks, thereby enhancing visual task performance. Experimental results demonstrate that the improved algorithm in this project increases the precision by 6.8%, the recall rate by 2.8%, and the mean average precision by 2.3% relative to the original YOLOv5s network. This significant enhancement in detection accuracy makes it more suitable for practical smoke detection applications.

Keywords: transmission channel; machine vision; deep learning; attention module; YOLOv5s

0 引言

随着全球科学技术的高速发展, 电力能源作为支撑现代社会各个领域的关键要素, 其需求也持续增长不减。高压输电线路在电力传输中扮演着不可或缺的角色, 它们是能源供应链的关键组成部分。随之而来的是对这些输电线路安全的日益关注, 因为确保电力传输的可靠性对于社会和经济的稳定至关重要^[1]。近年来, 在我国电力设施系统

规模的不断壮大下, 其与林业、种植业之间的矛盾也在显现, 我国多起火势失控事件造成输电线路主动降压及停运, 从而威胁了电力供应的连续性, 给社会经济带来巨大损失。因此, 作为火灾发生明显特征之一的烟雾^[2], 对其进行实时检测成为对火灾发生初期进行预防的重要手段之一, 同时由于大量烟雾的产生, 该现象也会降低利用火焰识别进行防护预警的有效性。传统的烟雾识别方法由于无法提取

收稿日期: 2023-09-03; 修回日期: 2023-10-17。

基金项目: 江苏省政策引导类计划项目 (SZ-SQ2020007); 江苏省产学研合作项目 (BY20230656)。

作者简介: 刘 昶 (2000-), 男, 硕士研究生。

焦良葆 (1972-), 男, 博士, 教授, 硕士研究生导师。

引用格式: 刘 昶, 孟 琳, 焦良葆, 等. 基于改进 YOLOv5s 的输电通道下的烟雾识别[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(12): 172-177.

到烟雾的最本质特征^[3], 并且我国幅员辽阔, 输电线路的分布覆盖各地, 环境复杂多变, 在这种条件下传统算法受到限制, 难以充分发挥其有效作用, 因而有着较高的误警率; 物理检测方法包括利用传感器来对环境中的烟雾颗粒进行变化监测, 一旦发现浓度异常便触发警报, 但是这种方法极容易受到天气等外界因素的影响; 而利用人力对各个远程监控进行实时监督也容易对人眼造成疲劳, 费时费力^[4]。我们需要一种高效且准确的烟雾识别技术, 能够在高压输电通道环境下可靠地发现烟雾迹象, 及时排查潜在的危险, 正因如此, 利用神经网络对烟雾进行识别的方法研究具有一定的实际意义。

在过去的几年里, 深度学习技术取得了显著的进展, 迎来了它们的发展机遇, 特别是在目标检测领域, 主要分为以 RCNN、Faster RCNN 为代表的 Two stage 算法和以 YOLO、SSD 为代表的 One stage 算法两大类。前者先大量生成预选框再对预选框进行分类筛选, 后者则直接对目标区域进行特征卷积, YOLO 系列算法因其出色的实时性和准确性而备受关注。目前已有一些对于烟雾的目标检测研究, 但实际应用中都会有一定的局限性^[5]。文献 [6] 利用特征增强的 Fast-RCNN 进行烟雾检测, 在骨干网络引入了残差构架, 着眼于复杂的光伏场景, 但是其模型较大, 效率较低; 文献 [7] 在 YOLOv3 的基础上引入轻量化骨干网络与聚焦模块, 提高检测精度的同时降低了计算量; 文献 [8] 基于增加特征金字塔结构的 YOLOv4 对火焰烟雾进行检测, 检测效果较好但模型训练时间长, 检测速度较慢。

YOLOv5 作为一种相对简单的网络结构, 更容易根据实际应用场景进行改进, 以适应不同尺度和天气条件下的烟雾检测挑战^[9]。因此, 本研究的目标是在保持模型轻量化的特点的同时, 优化其对不明显轮廓的烟雾的特征提取能力, 以更好地适应输电通道下烟雾识别的复杂环境。

1 YOLOv5s 网络结构

YOLOv5 是由 Ultralytics 团队于 2020 年推出的一款实时目标检测模型。该模型提供了 s , m , l , x 四种版本的模型尺度, 以满足不同的性能需求。其中, YOLOv5s 是网络深度和特征宽度最小的版本, 具有部署方便、检测速度快、精度高等优势。其他版本在此基础上通过增加网络的深度和宽度来提升性能。

在输入模块中, 首先将图像输入网络, 并通过预处理步骤将其调整到网络所需的指定尺寸, 这涉及缩放或填充操作, 以确保输入数据尺寸一致。随后, 对图像进行归一化处理, 标准化像素值, 有助于稳定和加速训练过程。同时 YOLOv5 采用了 Mosaic 数据增强技术。该方法在训练过程中将四张不同的图像拼接成一张, 从而增加了数据集的多样性, 减少了模型的内存占用, 提高了训练速度。预处理后, 图像通过 Focus 层, 该层对输入图像进行切片和重组, 将空间维度的信息转换到通道维度, 进而减少计算复杂度和参数数量, 提高了特征提取的效率。

主干网络负责从输入图像中提取丰富的特征表示, 采用了 CBS 模块, 即卷积层 (Conv)、批量归一化层 (BN) 和 SiLU (Sigmoid Linear Unit) 激活函数的组合。卷积层用于提取图像的边缘、纹理等底层特征; BN 层通过标准化中间输出, 防止过拟合并加速模型收敛; SiLU 激活函数引入非线性, 具有平滑的曲线, 在一些任务中比传统的 ReLU 函数表现更佳。主干网络引入了 CSP1_X 模块, 基于交叉阶段部分网络 (CSPNet) 的架构设计。CSPNet 通过将基特征图分成两部分, 然后跨阶段融合, 减少了计算成本, 同时保持了准确性。CSP1_X 模块应用于网络的深层, 用于提取复杂的语义特征。

颈部网络连接主干网络和预测层, 主要作用是进行多尺度特征融合, 采用了特征金字塔网络 (FPN) 与路径聚合网络 (PANet) 的结合, 以增强特征表达。FPN 自顶向下融合高层语义和低层细节特征, 然而, 仅依赖 FPN 可能会导致对小目标的低层特征利用不足。为此, PANet 引入了自底向上的路径增强, 强化了低层特征的传播, 捕获精确的定位信息。通过结合 PANet, 网络能够更好地整合不同层次的特征, 提高对各尺度目标的检测准确率。颈部网络通过从不同的主干层聚合参数, 增强了用于预测的特征图, 其结构如图 1 所示。

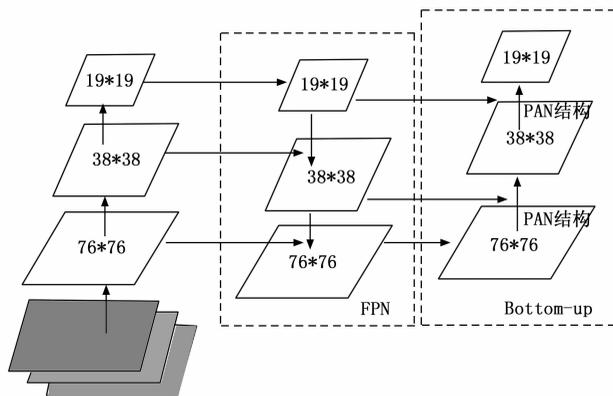


图 1 PANet+FPN 结构

2 模型优化与改进

2.1 注意力机制 CBAM

为了增强 YOLOv5 骨干网络对烟雾深层特征的提取能力, 同时在不显著增加模型大小和保持检测速度的前提下, 引入卷积块注意力机制 (CBAM, convolutional block attention module) 对检测模型进行改进^[10]。该部分是一种轻量级的卷积注意力模块, 能够在通道和空间两个维度上对特征进行注意力操作。由于检测对象——烟雾的形状与颜色深浅不同于背景, 在原网络的 SPPF 层后加入 CBAM 后能够更好地让网络对其特征进行学习, 并且由于其轻量化的设计, 在增添之后对于模型的体积不会产生很大的影响^[11]。CBAM 的实现如图 2 所示。

通道注意力模块和空间注意力模块两部分组成了

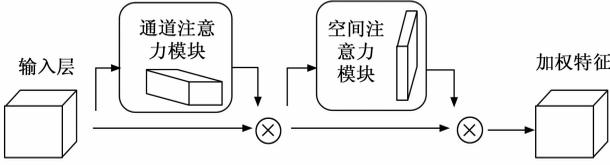


图 2 CBAM 结构图

CBAM 模块，该模块能够利用该两部分进行跨通道和空间信息的语义信息提取^[12]。通道注意力模块通过自适应学习特征通道间的相关性，使得网络能够更好地捕捉特征间的相关性，关注烟雾特征从而忽视其他无关信息，提升了特征的代表能力，其计算过程如下：

$$M_c(F) = \sigma\{MLP[AvgPool(F)] + MLP[MaxPool(F)]\} = \sigma\{W_1[W_0(F_{avg}^c)] + W_1[W_0(F_{max}^c)]\} \quad (1)$$

式中， F 为原始特提取特征图； $AvgPool$ 、 $MaxPool$ 分别为平均池化与最大池化操作， MLP 表示多层感知机 (Multi-layer Perceptron)； σ 为 Sigmoid 函数， $W_0 \in R^{C \times C/r}$ ， $W_1 \in R^{C \times C/r}$ ，其中 r 为压缩率， C 为通道数。 $M_c(F)$ 作为输出的通道注意力值，用于对输入特征图 F 中的通道进行加权，该权重可以用于强调对烟雾检测有贡献的通道，抑制无关或噪声通道，从而增强模型对烟雾特征的表达能力。

空间注意力模块则是提取它感兴趣的空间位置信息，帮助网络集中注意力于图像中最相关和关键区域，提高对目标的定位和区分能力，对于检测任务提取目标相关区域有很大的帮助。它接收经过通道注意力加权的特征图 F' 作为输入，通过在通道维度上的全局平均池化和最大池化，将这两个二维特征图在通道维度上拼接在一起，形成一个综合的空间特征表示，接着通过一个大小为 7×7 卷积核^[13]。生成空间注意力图空间注意力的计算过程如下：

$$M_s(F') = \sigma\{f^{7 \times 7}\{[Ap(F'); M_p(F')]\}\} = \sigma\{f^{7 \times 7}[(F'_{avg}^s; F'_{max}^s)]\} \quad (2)$$

式中， $M_s(F')$ 为输出的空间注意力图，用于对特征图的每个空间位置进行加权，使模型能够关注到与烟雾相关的关键区域，忽略背景和噪声，从而提高目标定位和识别的精度。当输入给定的一个中间烟雾特征映射 $F' \in R^{C \times H \times W}$ (其中 H 和 W 为特征映射的长度和宽度) 时，CBAM 依次推断出一维通道卷积 $M_c \in R^{C \times 1 \times 1}$ 并将通道注意力输出作为输入进行二维空间卷积 $M_s \in R^{1 \times H \times W}$ 。整体注意过程如下：

$$F' = M_c(F) \otimes F \quad (3)$$

$$F'' = M_s(F') \otimes F' \quad (4)$$

式中， F' 为经过通道注意力加权的特征图， F'' 为同时经过通道和空间注意力加权的特征图，具有更强的特征表达能力， \otimes 为逐元素乘法。通过对输入特征图 F 的通道和空间位置进行加权操作，以获得加强的特征表征与关注度更高的特定通道和空间位置^[14]。

2.2 上采样 CARAFE

YOLOv5 中的采样方法一般利用传统的双线性差值进

行特征图的上采样，该方法较为简单，它通过对特征图中的像素进行插值，将特征图的尺寸调整到所需的目标分辨率，以增加模型在高分辨率上的感受野和定位精度。但是该方法并没有利用到特征图的语义信息，作为一种普适的上采样，它的感知域较小，容易忽略特征整体的信息。

为更好地关注到复杂环境下的烟雾，采用了 CARAFE (Content-Aware ReAssembly of FEatures) 的上采样方式对原网络进行替换。CARAFE 是一种基于内容感知的上采样算法，由两个核心模块组成：核预测模块和特征重组模块^[15]。核预测模块根据输入特征图动态地生成上采样所需的卷积核，而特征重组模块则利用预测得到的卷积核，对预定义邻域内的特征进行重组，最终获得上采样后的输出特征图。假设上采样倍率为 σ ，给定一个大小为 $H \times W \times C$ 的输入特征图，CARAFE 在进行预测及重组后生成大小为 $\sigma H \times \sigma W \times C$ 的输出特征图。其表达式如下：

$$W_i = \psi[N(\chi_i, k_{encoder})] \quad (5)$$

$$\chi'_i = \varphi[N(\chi_i, k_{up}), W_i] \quad (6)$$

式中， W_i 为内核预测模块生成的自适应权重， ψ 为内核预测函数， χ'_i 表示将下采样特征图 χ_i 进行上采样后得到的特征图， k_{up} 为上采样内核， $k_{encoder}$ 为内容编码器的内核。CARAFE 方法利用内核预测函数 ψ 将内容编码器特征图映射到上采样核空间中，利用内核预测模块生成的权重 W_i 将下采样特征图 χ_i 重新组合成上采样特征图 χ'_i 。这个过程实现了针对特定实例的内容感知的特征重组与上采样操作，使 CARAFE 能够更好地保留细节和形状信息。

CARAFE 具有更大的感受域，能够在大的接收域中结合上下文语义信息，能够更好地理解图像的整体信息，有助于提高目标检测的任务表现能力^[16]；同时，其具有根据内容感知生成自适应的内核，从而实现更好的采样效果；该方法引入了较少的计算量，实现比主流上采样操作更好的性能，对本研究中烟雾的识别有一定的提升效果。

2.3 激活函数 FReLU

在原始的 YOLOv5 架构中，默认采用了 SiLU (Sigmoid Linear Unit) 作为激活函数。虽然 SiLU 在许多目标检测任务中表现出色，但为了增强模型对烟雾的识别能力，提出将其替换为 FReLU (Funnel Rectified Linear Unit) 激活函数。FReLU 是一种专为计算机视觉任务设计的激活函数，通过引入空间条件，提高模型对空间信息的敏感度^[17]。如图 3 所示，FReLU 引入了二维漏斗激活函数，其采样也是利用 $\max()$ 作为非线性函数，但与传统激活函数不同的是，FReLU 将条件部分扩展为依赖于每个像素的空间上下文的二维函数。这意味着在计算激活值时，不仅考虑当前像素的值，还结合了其邻域的空间信息。其图像表示如下：

FReLU 的公式：

$$f(x_{c,i,j}) = \max(x_{c,i,j}, \Pi(x_{c,i,j})) \quad (7)$$

$$\Pi(x_{c,i,j}) = x_{c,i,j}^o \cdot p_c^o \quad (8)$$

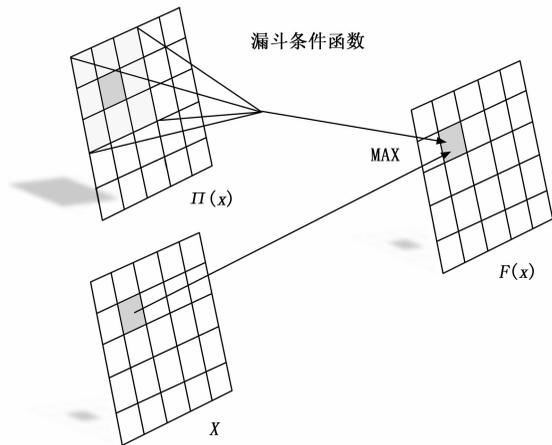


图 3 漏斗条件函数

$f(x_{c,i,j})$ 定义了一个激活函数, 其中 $x_{c,i,j}$ 为输入张量的第 c 个通道的以 (i, j) 为中心的窗口。 $\Pi(x_{c,i,j})$ 即为定义的漏斗式条件, 采用了一个指数权重 ω , 并将 $x_{c,i,j}$ 的值提升到 ω 次幂, 然后再乘以 p_c^ω 。这个操作可以理解对 $x_{c,i,j}$ 的特定通道的元素进行放大或缩小, 最终, $f(x_{c,i,j})$ 取其中最大值作为激活函数的输出^[18]。这种定义的激活函数是一种非线性操作, 在传播过程中通过对某些元素进行放大或缩小, 改变网络的激活响应。其中缩放因子 p_c 的值, 可以由不同通道之间的权重灵活地控制, 以适应不同通道的差异, 因而具有更好的特征表达能力^[19]。

FReLU 通过对 ReLU 进行拓展, 在轻度增加计算量的情况下, 使模型具备像素级建模的能力。

2.4 改进后网络

改进后的网络布局如图 4 所示。

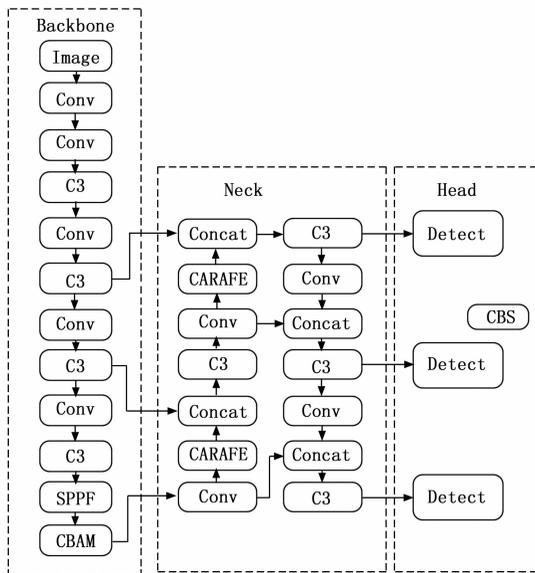


图 4 改进后 YOLOv5s 结构图

网络中将原来的 Upsample 上采样替换为 CARAFE 上

采样, 同时在 SPPF 层后加入了 CBAM 注意力机制, 激活函数则将 SiLU 在 C3 部分中替换为 FReLU。经实验证明, 该网络可以更好地处理烟雾识别图像任务^[20], 提升模型在细节保持、特征感知和空间建模等方面的性能。这些改进方法的引入可以使网络具备更强的表达能力和更好的泛化能力, 进一步提升模型在图像处理领域的应用效果。

3 实验及结果分析

3.1 数据集制备与训练平台

本实验的数据集为自建, 图像从输电通道监控视频中截取, 并筛选出不同场景和尺度下包含烟雾的画面, 共收集 2 420 张图像。使用标注软件对这些图像进行了手工标注, 标记类别为“smoke”, 生成相应的 XML 文件对标签信息进行保存并转换为 YOLO 格式。随后, 将数据集按照 8: 2 的比例分为训练集和验证集。

3.2 参数设置与评价指标

模型训练过程中, 我们将输入图像的 resize 尺寸 (Img-size) 设定为 640×640 , 为提高计算效率, 利用 3 台 GPU 服务器并行训练模型。训练的总轮数 (epochs) 设定为 200, 初始学习率设定为 0.01。每个 epoch 训练完成后, 通过验证集对模型的精度进行评估, 并基于预设的评价标准保存性能最优的模型版本。本文的模型精度评价指标的计算需要用到以下公式:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{9}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{10}$$

$$AP = \int_0^1 p(r) dr \tag{11}$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP \tag{12}$$

在上述评价指标中, 变量 n 表示数据集中目标类别的总数; TP 为模型成功检测出的实际正样本; FP 为被模型误报的负样本; FN 为模型漏检的正样本。对函数 $p(r)$ 的积分表示 $P-R$ 曲线下所围成的面积, 亦即 AP (Average Precision), mAP 的计算则是在此基础上对所有类别进行平均。

精确率和召回率之间通常存在权衡关系, 这种此消彼长的关系使得单独依赖某一个指标无法全面评估模型的性能, 因此一般都会选取平均精度均值 (mAP) 来对模型进行评估, 其中 $mAP@0.5$ 以 IoU 阈值为 0.5 表示对目标位置进行评价, 适用于评估模型的基本检测性能。

3.3 实验结果评估分析

3.3.1 消融实验分析

为了更好地比较各个模块对测试结果的影响, 本文通过消融实验进行比较, 分别将改进点加入 YOLOv5s 网络中, 进行相互对比验证, 其结果如表 1 所示。

表 1 消融实验

算法	查准率 / %	查全率 / %	$mAP@0.5 / %$	模型权重大小 / MB
YOLOv5s	76.8	80.2	80.1	14.4
YOLOv5s+CBAM	84.6	79.4	81.3	14.5
YOLOv5s+CARAFE	79.5	80.6	80.3	14.7
YOLOv5s+FReLU	80.1	81.4	81.7	14.6
YOLOv5s+CBAM+CARAFE	83.2	80.2	81.5	15.2
YOLOv5s+CBAM+CARAFE+FReLU	83.6	83.0	82.4	15.2

根据表 1 的实验结果分析,我们发现作为 baseline 的 YOLOv5s 算法,虽然在召回率方面表现出色,但在查准率和平均精度上相对较低。这意味着模型能够准确地识别部分目标,但可能遗漏了一些实际存在的目标,影响了整体检测性能。添加了 CBAM 注意力机制之后,在查准率上有了显著提升 (84.6%),但查全率略有下降 (79.4%),整体 mAP 为 81.3%;将 CARAFE 上采样应用于 YOLOv5s,精确率略微提高到 79.5%,召回率也上升至 80.6%, mAP 达到 80.3%,虽然这些指标有所改善,但提升幅度不大;随后将 SiLU 激活函数替换为 FReLU 后,在查准率和查全率上都有轻微提升, mAP 值为 81.7%;在此基础上,我们将 CBAM 注意力机制和 CARAFE 上采样方法相结合,查准率与 mAP 值都有提升;在前述改进基础上,进一步引入 FReLU 激活函数,查准率、查全率和 mAP 值亦均有提升,同时模型的大小也仅仅由 14.4 MB 提升到 15.2 MB,模型仍然保持了轻量化的特性,适合在资源受限的环境中部署。

为更形象地表现改进模型在烟雾测试环境中的实际效果,从验证集中选择了部分模型,对比模型修正前的测试成果。图 5 (a) (b) 分别对应了 YOLOv5s 原始网络和本文的 YOLOv5s 系统,但是我们现在发现在原始模型中,对烟雾的识别置信度很低,因此对较小的烟雾就会产生遗漏未检测,

同时对更加稀薄的烟气也可能产生遗漏未检测现象。经过改进后的网络在这些方面有了明显的提升。改进模型对烟雾目标的检测置信度显著提高,能够更准确地识别出小尺寸和稀薄的烟雾区域,减少了漏检和误检的发生。这得益于模型在细节感知和空间建模能力上的增强,使其能够更精确地捕获烟雾的特征和形状。

3.3.2 注意力机制实验

为了验证将 SiLU 激活函数替换为 FReLU 的有效性,在研究过程中进行了多组对比实验,将 SiLU 分别替换为 CA、SE、S2 三种激活函数对模型性能进行了横向比较。改进实验的结果如表 2 所示。使用 CBAM 注意力机制能够获得更高的查准率与更高的 mAP ,而只是稍微降低了查全率。因此,将激活函数更换为 CBAM 对于模型的改进更为契合。

表 2 注意力机制实验 %

算法	查准率	查全率	$mAP@0.5$
YOLOv5s	76.8	80.2	80.1
YOLOv5s+CA	77.6	79.6	77.6
YOLOv5s+SE	78.8	80.2	79.9
YOLOv5s+S2	79.2	80.0	78.7
YOLOv5s+CBAM	84.6	79.4	81.3

3.3.3 算法对比分析

为进一步证明本文算法的可靠性,本文将其与常用检测网络模型如 SSD 与 YOLOv4 网络,并分别加以对比,实验结论如表 3 所示。

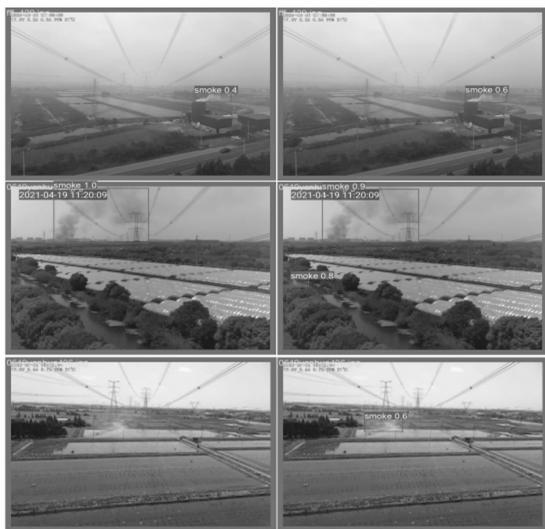
表 3 目标检测算法对比

算法	查准率 / %	查全率 / %	$mAP@0.5 / %$	模型权重大小 / MB
SSD	83.2	55.8	66.7	95.0
YOLOv4	80.7	78.9	78.2	241.0
YOLOv5s	76.8	80.2	80.1	14.4
Ours	83.6	83.0	82.4	15.2

由表 3 可以看出,相比于经典的 SSD、YOLOv4 以及基础的 YOLOv5s 网络,我们在此基础上,进一步提升了性能指标。精确率提高到 83.6%,召回率达到 83.0%, $mAP@0.5$ 增加至 82.4%,同时模型大小仅增加了 0.8 MB,达到 15.2 MB。这表明,在保持模型轻量化的同时,我们的算法显著增强了检测精度和召回能力。

4 结束语

由于烟雾作为检测目标具有无规则形状、目标大小不一、颜色与背景容易混淆等难以捕捉的特点,本文提出了一种基于改进 YOLOv5s 的输电线路下的烟雾检测算法,引入注意力机制模块 CBAM,帮助网络更好地捕捉烟雾特征相关信息;将原网络中的上采样方式替换为 CARAFE 算法,保证图像采样的精度;将激活函数替换为 FReLU,提高网络非线性建模的能力,来对 YOLOv5s 网络进行改进。



(a) 改进前网络 (b) 改进后网络

图 5 改进前后对照图

经过多种实验对比证明, 本文的改进方法相较于原网络不仅在各方面检测精度都有明显的提升, 对于小目标与较不明显的目标都能很好地检测出, 并且模型的大小仅有少量的提升, 便于轻量化部署。在实时的输电通道预警方面有一定的实用价值, 然而实际情况下的输电通道环境可能更为复杂, 因而该网络具有一定的参考意义。

参考文献:

[1] 孙宏伟, 王彦生, 焦良葆, 等. 轻量化改进的 YOLOv5s 电厂人员行为检测方法 [J]. 计算机与数字工程, 2022, 50 (12): 2758 - 2764.

[2] 马庆禄, 鲁佳萍, 唐小垚, 等. 改进 YOLOv5s 的公路隧道烟火检测方法 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2023, 57 (4): 784 - 794.

[3] 来广志, 樊涛, 王栋, 等. 基于改进特征增强 Faster-RCNN 的光伏电站烟雾检测方法 [J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21 (1): 19 - 25.

[4] 奚方园, 李燕, 梅隼, 等. 基于改进的 YOLOv3 火灾检测算法研究 [J]. 黑龙江工业学院学报 (综合版), 2023, 23 (1): 63 - 70.

[5] 向伟, 龚云洋, 李华昌, 等. YOLO V4 模型在含硫井站火焰和烟雾检测中的应用 [J]. 机械设计与制造, 2024 (1): 261 - 264.

[6] 蔡静, 张讚, 冉金光, 等. 基于改进 YOLOv5s 的火灾烟雾检测算法研究 [J]. 智能计算机与应用, 2023, 13 (5): 75 - 81.

[7] 张智坚, 曹雪虹, 焦良葆, 等. 基于改进 YoloX 的输电通道工程车辆检测识别 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (9): 67 - 73.

[8] 樊一杉. 基于深度学习的苹果图像语义分割方法研究 [J]. 智慧农业导刊, 2023, 3 (16): 5 - 10.

[9] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module [C] //Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3 - 19.

[10] 李欣, 柳圣池, 李新宇, 等. 基于 CBAM-CNN 的电力系统

(上接第 158 页)

[12] LARSSON M. Hands-on microservices with spring boot and spring cloud: Build and deploy Java microservices using spring cloud, Istio, and Kubernetes [M]. Packt Publishing Ltd., 2019.

[13] 刘欢, 李富年, 颜永逸, 等. DBSCAN 和 GRU 算法在桥梁监测系统的研究 [J]. 现代电子技术, 2022, 45 (20): 114 - 118.

[14] KAKHANDAKI N, KULKARNI S B. Classification of brain MR images based on bleed and calcification using ROI cropped U-Net segmentation and ensemble RNN classifier [J]. International Journal of Information Technology, 2023, 15 (6): 3405 - 3420.

[15] 陶淘, 彭颖, 张晨亮. 基于 Hadoop 技术的气象数据实时传输监控系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2024, 32 (1): 114 - 120.

暂态电压稳定评估 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36 (4): 59 - 67.

[11] 俞奋孝. 注意力机制在提高 YOLOv5 目标检测精度的研究 [D]. 阜阳: 阜阳师范大学, 2023.

[12] WANG J, CHEN K, XU R, et al. Carafe: content-aware re-assembly of features [C] //Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 3007 - 3016.

[13] WANG J, CHEN K, XU R, et al. Carafe++: unified content-aware reassembly of features [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44 (9): 4674 - 4687.

[14] MA N, ZHANG X, SUN J. Funnel activation for visual recognition [C] //Computer Vision-ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, Proceedings, Part XI 16. Springer International Publishing, 2020: 351 - 368.

[15] QIU S, XU X, CAI B. FReLU: flexible rectified linear units for improving convolutional neural networks [C] //2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2018: 1223 - 1228.

[16] 王子依, 周斌, 胡波. 基于重叠视域的跨相机多目标跟踪 [J]. 中南民族大学学报 (自然科学版), 2023, 42 (5): 702 - 711.

[17] 杜辰, 王兴, 董增寿, 等. 改进 YOLOv5s 的地下车库火焰烟雾检测方法 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60 (11): 298 - 308.

[18] 王连贺. 基于改进 YOLOv5 的烟雾检测系统研究与实现 [D]. 邯郸: 河北工程大学, 2022.

[19] 唐丽玲. 基于深度学习的复杂场景下小目标检测算法研究 [D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2022.

[20] 赵伟, 沈乐, 徐凯宏. 改进 YOLOv7 算法在火灾现场行人检测中的应用 [J]. 传感器与微系统, 2023, 42 (7): 165 - 168.

[21] 宋华伟, 屈晓娟, 杨欣, 等. 基于改进 YOLOv5 的火焰烟雾检测 [J]. 计算机工程, 2023, 49 (6): 250 - 256.

[16] 卫祥, 罗发政, 杨浩, 等. 基于 WebService 的企业采购业务架构的设计与实现 [J]. 自动化技术与应用, 2020, 39 (2): 33 - 40.

[17] 孙敏. 基于 OPC UA 的防水卷材生产线远程监控系统的研究 [J]. 自动化应用, 2023, 64 (14): 36 - 38.

[18] 李柯. 基于 Flume、Kafka 的日志采集系统分析研究 [J]. 电子技术与软件工程, 2022 (10): 255 - 258.

[19] SADEGHI-NASAB A, GHAFARIAN H, RAHMANI M. Apache flink and clustering-based framework for fast anonymization of IoT stream data [J]. Intelligent Systems with Applications, 2023, 20 (11): 200267.

[20] 陈洪健, 季健, 洪帅, 等. 基于 ClickHouse 的版本化数据迁移方法 [J]. 计算机应用, 2022, 42 (s2): 105 - 110.

[21] 甘一鸣, 李东鑫, 王徽. 基于 Redis 的潜艇部队训练信息管理系统设计 [J]. 现代电子技术, 2022, 45 (16): 99 - 102.